



STUDI SIMULASI PENGARUH OUTLIER TERHADAP PENGUJIAN LINERITAS DAN LONG MEMORY BESERTA APLIKASINYA PADA DATA *RETURN* SAHAM

Oleh :
Puspita Kartikasari (1313 201 048)

Dosen Pembimbing :
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto , S. Si., M.Si.

AGENDA

PENDAHULUAN

TINJAUAN PUSTAKA

METODOLOGI PENELITIAN

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

KESIMPULAN DAN SARAN

LATAR BELAKANG



ARIMA

Exponential
Smoothing

Dekomposisi
atau Regresi

~~EFECT~~

DATA
EKSTRIM

OUTLIER

PENDAHULUAN

Additive

Level Shift

Temporary Change

Innovational

Analisis Bias dan Tidak
Mencerminkan
Fenomena Sebenarnya

LATAR BELAKANG

PENDAHULUAN



ANALISA YANG
DIPENGARUHI NILAI
EKSTRIM

SIMULASI DATA
TIME SERIES

POWER UJI-UI STATISTIK
UNTUK IDENTIKASI

PERFORMANSI

UJI TERASVIRTA

UJI WHITE

UJI GPH
ESTIMATOR

LATAR BELAKANG

DATA TIME
SERIES

PENDAHULUAN

LONG MEMORY &
SHORT MEMORY

LINIER & NONLINIER

LINIER SHORT MEMORY

ARIMA

LINIER LONG MEMORY

ARFIMA

NONLINIER SHORT MEMORY

LSTAR

NONLINIER LONG MEMORY

FILSTAR

TANPA
OUTLIER

DENGAN
OUTLIER

PENDAHULUAN

PENELITIAN



POWER:

- UJI TERASVIRTA
- UJI WHITE
- UJI GPH ESTIMATOR



OUTLIER

ROBUST



**KESIMPULAN
DETEKSI
SEBELUMNYA**

L	Q
4	5



**KONFIRMASI HASIL
SIMULASI DENGAN
DATA EMPIRIS**



IDX

Indonesia Stock Exchange
Bursa Efek Indonesia



PENDAHULUAN

LONG MEMORY

PENELITIAN SEBELUMNYA

- Kuswanto dan Koesniawanto (2013)
peramalan pada data return saham Bank BRI dan Bank BNI, penelitian tersebut menghasilkan bahwa saham yang dijadikan studi kasus lebih baik dimodelkan dengan ARFIMA daripada ESTAR karena menghasilkan forecast yang akurasinya lebih baik
- Wojtowicz dan Gurgul (2009)
menganalisis hubungan antara varian parameter *long memory* dan estimasi parameter *long memory* dengan menggunakan simulasi FIGARCH (0,d,0) dan FIGARCH (1,d,1)
- Danilenko (2009)
meneliti indeks saham pada pasar saham dengan menggunakan analisis R/S dan *Hurst Eksponential*, penelitian ini difokuskan pada perhitungan dan evaluasi parameter Hurst
- Ding, *et al.* (1993)
meneliti tentang return saham, hasil dari penelitian ini adalah tidak adanya hubungan substantial antara absolut return saham dengan return saham itu sendiri, akan tetapi transformasi dari absolut return memiliki autokorelasi yang cukup tinggi pada lag panjang

PENDAHULUAN

NONLINIER

PENELITIAN SEBELUMNYA

- Isfan, *et al.* (2007)
jaringan saraf tiruan yang dapat digunakan untuk mengungkap nonlinearitas yang ada di pasar saham, uji nonlinieritas yang digunakan yaitu uji BDS
- Patterson (1985)
korelasi nol dalam *return* saham menyiratkan independensi statistik jika dan hanya jika memiliki distribusi probabilitas gabungan normal dengan tidak mengesampingkan ketergantungan nonlinear
- Aranda dan Jaramilo (2008)
adanya dinamika nonlinier untuk pengembalian indeks saham dan volume perdagangan di bursa pasar saham Chili, untuk menangkap fenomena nonlinear digunakan model *Smooth Trasition Autoregressive* (STAR)
- Schmidt-Mohr (1996)
meramalkan volatilitas dengan menggunakan model linier dan nonlinier *time series*
- Suhartono (2008)
menganalisis dua prosedur baru untuk pemilihan model di Neural Networks (NN) untuk peramalan *time series*, yaitu pada data *return* saham, hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi antara inferensi statistik R^2 tambahan dan uji Wald adalah prosedur yang efektif untuk model NN pada peramalan *time series* data *return* saham

PENDAHULUAN

FISTAR

PENELITIAN SEBELUMNYA

- Antara lain Boutahar, *et al.* (2007)
meneliti tentang nilai tukar efektif riil AS dengan model FISTAR, dalam penelitian tersebut dikembangkan prosedur estimasi
- Shittu dan Yaya (2010)
mengkaji dinamika dan penerapan model FILSTAR (*Fractional Integrated Logistic Smooth Transition Autoregressive*) pada tingkat inflasi dengan maksud untuk memperoleh estimasi parameter yang lebih baik
- Benamar (2009)
menguji validitas daya beli di negara-negara Afrika Utara (PPP) dengan model FISTAR
- Smallwood (2008)
meneliti data tentang nilai tukar riil dari G-7 negara AS, terutama di negara-negara Uni Eropa

PENDAHULUAN

RUMUSAN MASALAH

1

- Bagaimana performansi uji terasvirta, uji white dan uji GPH Estimator dari hasil simulasi untuk data bangkitan yang mengikuti proses ARIMA, ARFIMA, LSTAR dan FILSTAR dengan dan tanpa melibatkan adanya outlier ?

2

- Bagaimana fenomena yang diduga untuk memodelkan data *return* saham ?

PENDAHULUAN

TUJUAN PENELITIAN

MANFAATNYA

1

- Mendapatkan performansi uji terasvirta, uji white dan uji GPH Estimator dari hasil simulasi untuk data bangkitan yang mengikuti proses ARIMA, ARFIMA, LSTAR dan FILSTAR dengan dan tanpa melibatkan adanya outlier.

2

- Mendapatkan hasil dari fenomena yang diduga untuk memodelkan data *return* saham.

PENDAHULUAN

MANFAAT PENELITIAN

BENEFIT

1

- Diharapkan dapat menambah dan mengembangkan wawasan keilmuan dan pengetahuan mengenai performansi uji terasvirta, uji white dan uji GPH estimator berdasarkan simulasi yang dilakukan pada data bangkitan yang mengikuti proses ARIMA, ARFIMA, LSTAR dan FILSTAR dengan dan tanpa penambahan outlier

2

- Dapat mengetahui konsisten hasil simulasi untuk aplikasi terhadap data real (*return* saham LQ 45)

BATASAN PENELITIAN

PENDAHULUAN

1

- Simulasi dibatasi pada model AR (1).

2

- Outlier yang digunakan adalah Outlier *Additive*, *Innovational*, *Level Shift* dan *Temporary Change*.

3

- Data : data harian dari tanggal 8 Juni 2004 sampai dengan 28 November 2014.

4

- Metode : ARFIMA, LSTAR dan FILSTAR.

Outlier

Outlier pada data *time series* merupakan gangguan kejadian yang mengakibatkan pengamatan tidak tepat pada suatu data.

Model umum :

$$Y_t = \sum_{j=1}^k \beta_j V_j(B) I_t^{T_j} + X_t$$

dengan X_t merupakan model *time series* yang

bebas dari *outlier*. $X_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t$

$$V_j(B) = \begin{cases} 1, & \text{untuk AO} \\ \theta_j(B), & \text{untuk IO} \end{cases}$$

Model *outlier* LS dinyatakan sebagai

$$Y_t = X_t + \frac{1}{(1-B)} \beta I_t^{(T)}$$

Model TC dapat disajikan sebagai berikut

$$Y_t = X_t + \frac{1}{(1-\delta B)} \beta I_t^{(T)}$$

Uji GPH Estimator

Estimator GPH diperkenalkan oleh Geweke dan Porter-Hudak (1983) adalah salah satu yang paling populer dan banyak digunakan untuk menguji fraksi integrasi d

$$\hat{d}_{GPH} = \frac{-0,5 \sum_{j=1}^m (\tilde{X}_j - \tilde{X}) \log I_j}{\sum_{j=1}^m (\tilde{X}_j - \tilde{X})^2}$$

LANDASAN TEORI

Uji Terasvirta

Uji Terasvirta termasuk dalam kelompok uji Lagrange Multiplier (LM) dengan pendekatan ekspansi Taylor yang menggunakan statistik uji dengan derajat bebas m .

Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

H_0 : Model Linier

H_1 : Model Nonlinier

Statistik uji mengikuti distribusi , keputusan tolak H_0 jika p -value dari statistik uji kurang dari taraf nyata 0,05.

Uji White

Uji neural networks dalam White dan Lee *et al.* adalah suatu uji lain untuk linearitas yaitu :

$$y_t = \beta' w_t + \sum_{j=1}^q \theta_{0j} \left\{ \psi(\gamma_j' w_t) + \frac{1}{2} \right\} + u_t$$

Hipotesis nolnya adalah

$$H_0 : \theta_{01} = \theta_{02} = \dots = \theta_{0q} = 0$$

LANDASAN TEORI

ARIMA

Model ARIMA merupakan penggabungan antara model *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA) serta proses *differencing* (orde d untuk data non musiman, orde D untuk data musiman) terhadap data *time series* (Wei, 2006).

Model Umum ARIMA non musiman:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t$$

Long Memory

Long memory merupakan sifat observasi yang memiliki korelasi kuat meskipun jarak waktu antar observasi jauh.

Identifikasi adanya sifat *long memory* dapat dilakukan dengan melakukan beberapa metode estimasi pada nilai d , diantaranya adalah *exact maximum likelihood* (EML), *modified profile likelihood* (MPL), *Geweke Porter Hudak estimator* (GPH estimator), dan *least square*. Jika $0 < d < 0.5$ maka proses memiliki sifat *long memory*.

Model ARFIMA

• RUMUS :

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_q(B)a_t$$

p , d , dan q pada model ARFIMA dilihat berdasarkan nilai ACF dan PACF data yang telah stasioner.

Keterangan :

p : orde AR

q : orde MA

$(1-B)^d$: operator *differencing* orde d

Nonlinier

Pemodelan untuk data *time series* dilakukan sesuai dengan kondisi dari data yang digunakan. Jika data akan dimodelkan dengan menggunakan model nonlinier, maka data harus memenuhi asumsi nonlinieritas

LANDASAN TEORI

Model STAR

• Model Umum

$$Y_t = \phi' x_t [1 - G(s_t; \gamma, c)] + \theta' x_t G(s_t; \gamma, c) + a_t$$

dimana

- $x_t' = (1, y_{t-1}, \dots, y_{t-p})$ adalah vektor berukuran $((p + 1) \times 1)$ yang mengandung nilai lag y_t
- $(\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_p)$ adalah vektor parameter dari dimensi sama
- a_t adalah *Gaussian white noise*
- $G(s_t; \gamma, c)$ adalah fungsi transisi yang mengatur pergerakan dari satu rezim ke rezim yang lain
- s_t adalah variabel transisi sehingga $s_t = y_{t-l}$

Model LSTAR

• Fungsi Transisi Model LSTAR

$$G(z_t; \gamma, c) = \frac{1}{1 + e^{-\gamma(z_t - c)}}, \gamma > 0$$

Model FILSTAR

Model FI-STAR merupakan pengembangan dari model STAR standar yang memungkinkan untuk fraksional terintegrasi

FISTAR model, yang dikembangkan oleh van Dijk et al. (2002), tidak lebih dari kombinasi sederhana dari model *fractional long memory* dan model STAR. menjadi *fractional difference* dari , . FI-LSTAR (p) Model ini kemudian didefinisikan sebagai

$$x_t = \phi_{1,0} + \phi_{1,1}y_{t-1} + \dots + \phi_{1,p}y_{t-p} + (\phi_{2,0} + \phi_{2,1}y_{t-1} + \dots + \phi_{2,p}y_{t-p}) \times \left(\frac{1}{1 + e^{-\gamma(z_t - c)}} \right) + \varepsilon_t$$

LANDASAN TEORI

Pemilihan Model Terbaik

$$MSE = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L e_i^2$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L e_i^2}$$

RETURN SAHAM

Return saham merupakan income yang diperoleh oleh pemegang saham sebagai hasil dari investasinya di perusahaan tertentu

$$ret = \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right)$$

Keterangan :

ret : *Return* saham

P_t : Harga saham pada periode ke-t

P_{t-1} : Harga saham pada periode ke t-1

METODOLOGI PENELITIAN

SUMBER DATA

- Data Sekunder :
 - Data saham PT. Bank Rakyat Indonesia (BBRI) dan PT. Bank Negara Indonesia (BBNI)
 - Diambil dari Yahoo Finance (www.yahoofinance.com)
 - Menghitung *return* saham

VARIABEL PENELITIAN

- Data *return* saham PT. Bank Negara Indonesia (Y_{t_1})
 - Data tanggal 8 Juni 2004 sampai dengan 30 September 2014 merupakan data *in sample*
 - Data tanggal 1 Oktober 2014 sampai dengan 28 November 2014 merupakan data *out sample*.

Struktur Data *Return* Saham BNI

t	Y_{t1}
1	Y_{11}
2	Y_{21}
3	Y_{31}
4	Y_{41}
\vdots	\vdots
T	Y_{T1}

$t = 1, 2, \dots, T$: Urutan Data

Y_{t1} : *Return* saham PT. Bank Rakyat Indonesia

Bagian A

1. Membangkitkan data simulasi yang mengikuti proses ARIMA, ARFIMA, LSTAR dan FILSTAR dengan jumlah sampel sebanyak $n=200$ dan $n=1000$.
 - Data Bangkitan yang Mengikuti Proses ARIMA ($\psi = 0.2, 0.5, 0.8, -0.2, -0.5$ dan -0.8)
Data bangkitan 1 : $\psi = 0.2$
...
Data bangkitan 6 : $\psi = -0.8$
 - Data Bangkitan yang Mengikuti Proses ARFIMA ($\psi = 0.2, 0.5, 0.8, -0.2, -0.5$ dan -0.8 dengan $d = 0.2, 0.3$ dan 0.4)
Data bangkitan 1 : $\psi = 0.2, d = 0.2$
...
Data bangkitan 18 : $\psi = -0.8, d = 0.4$
 - Data Bangkitan yang Mengikuti Proses LSTAR ($\gamma = 0.5, 5$ dan $10, \alpha_1$ dan $\alpha_2 = 0.2$ dan $-0.2, 0.5$ dan -0.5 serta 0.8 dan -0.8)
Data bangkitan 1 : $\gamma = 0.5, \alpha_1 = 0.2$ dan $\alpha_2 = -0.2$
...
Data bangkitan 9 : $\gamma = 10, \alpha_1 = 0.8$ dan $\alpha_2 = -0.8$

- Data Bangkitan yang Mengikuti Proses FILSTAR ($d=0.2, 0.3$ dan $0.4, \gamma=0.5, 5$ dan $10, \alpha_1$ dan $\alpha_2 = 0.2$ dan $-0.2, 0.5$ dan -0.5 serta 0.8 dan -0.8)
Data bangkitan 1 : $d = 0.2, \gamma = 0.5, \alpha_1 = 0.2$ dan $\alpha_2 = -0.2$
...
Data bangkitan 9 : $d = 0.4, \gamma = 10, \alpha_1 = 0.8$ dan $\alpha_2 = -0.8$
2. Melakukan pengujian long memory pada data bangkitan dengan menggunakan uji GPH Estimator (*Geweke Poter Hudak*) dengan bandwidth optimum sebesar 0.8.
 3. Melakukan pengujian nonlinieritas pada data bangkitan dengan menggunakan Uji Terasvirta dan Uji White.
 4. Melakukan pengulangan bangkitan data sebanyak 1000 kali sehingga terdapat 1000 kali hasil pengujian.
 5. Menghitung power dari masing-masing tes pada masing-masing pengujian long memory dan nonlinier.
 6. Melakukan langkah 1 hingga langkah 5 dengan menambahkan efek outlier tipe *Additive outlier* (AO), *Innovational Outlier* (IO), *Level Shift* (LS), dan *Temporary Change* (TC) pada bangkitan data.
 7. Membandingkan hasil dari perhitungan power dari masing masing pengujian antara data bangkitan tanpa adanya efek outlier dengan data bangkitan yang telah ditambahkan dengan adanya efek outlier untuk melihat kerobustan dari uji terasvirta, uji white dan uji GPH estimator.

Bagian B

1. Melakukan pengambilan data saham harian dari salah satu saham yang termasuk indeks LQ 45 yaitu saham PT. *Bank Negara Indonesia* dari periode 8 Juni 2004 hingga 28 November 2014.
2. Melakukan uji Long Memory pada data *return* saham PT. *Bank Negara Indonesia* dengan menggunakan uji GPH Estimator. Data *return* saham dibuat plot ACF dan PACF sebagai pendugaan secara visual indikasi proses *Long Memory*.
3. Melakukan uji Linieritas pada data *return* saham PT. *Bank Negara Indonesia* dengan menggunakan Uji Terasvirta (Uji Lagrange Multiplier) dan Uji White.
4. Melakukan pemodelan Long Memory untuk data *return* saham dengan ARFIMA.
5. Melakukan peramalan terhadap data dengan menggunakan model ARFIMA (p,d,q) yang terbaik.
6. Melakukan pemodelan nonlinier untuk setiap data *return* saham dengan model LSTAR.
7. Melakukan peramalan dari model LSTAR yang telah terbentuk.

Langkah Penelitian

8. Melakukan pemodelan dengan FILSTAR
9. Melakukan peramalan dari model FILSTAR yang telah terbentuk
10. Menentukan metode peramalan terbaik antara model ARFIMA, model LSTAR dan model FILSTAR dengan cara membandingkan hasil peramalan berdasarkan MSE dan RMSE data hasil peramalan.

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Simulasi ARIMA

ARIMA CLEAN

Phi	n = 200					n = 1000				
	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,2	0,051	0,057	0,883	0,111	Linier Long Memory	0,050	0,049	0,930	0,066	Linier Long Memory
0,5	0,045	0,049	1,000	0,338	Linier Long Memory	0,043	0,043	1,000	0,238	Linier Long Memory
0,8	0,052	0,050	1,000	0,674	Linier Long Memory	0,044	0,047	1,000	0,563	Linier Long Memory
-0,2	0,049	0,053	0,205	-0,076	Linier Short Memory	0,038	0,050	0,194	-0,039	Linier Short Memory
-0,5	0,056	0,058	0,042	-0,152	Linier Short Memory	0,047	0,052	0,048	-0,069	Linier Short Memory
-0,8	0,050	0,056	0,010	-0,185	Linier Short Memory	0,036	0,037	0,038	-0,079	Linier Short Memory

ARIMA dengan Outlier Additive dan Level Shift

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

ARIMA AO

Phi	n = 200					n = 1000				
	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,2	0,095	0,143	0,507	-0,003	Linier Short Memory	0,798	0,785	0,812	0,037	Nonlinier Long Memory
0,5	0,775	0,819	0,859	0,083	Nonlinier Long Memory	1,000	0,999	1,000	0,166	Nonlinier Long Memory
0,8	0,999	1,000	0,998	0,292	Nonlinier Long Memory	1,000	0,999	1,000	0,451	Nonlinier Long Memory
-0,2	0,090	0,123	0,210	-0,050	Linier Short Memory	0,801	0,774	0,254	-0,026	Nonlinier Short Memory
-0,5	0,681	0,768	0,118	-0,068	Nonlinier Short Memory	1,000	0,998	0,200	-0,034	Nonlinier Short Memory
-0,8	1,000	1,000	0,105	-0,069	Nonlinier Short Memory	1,000	1,000	0,166	-0,034	Nonlinier Short Memory

ARIMA LS

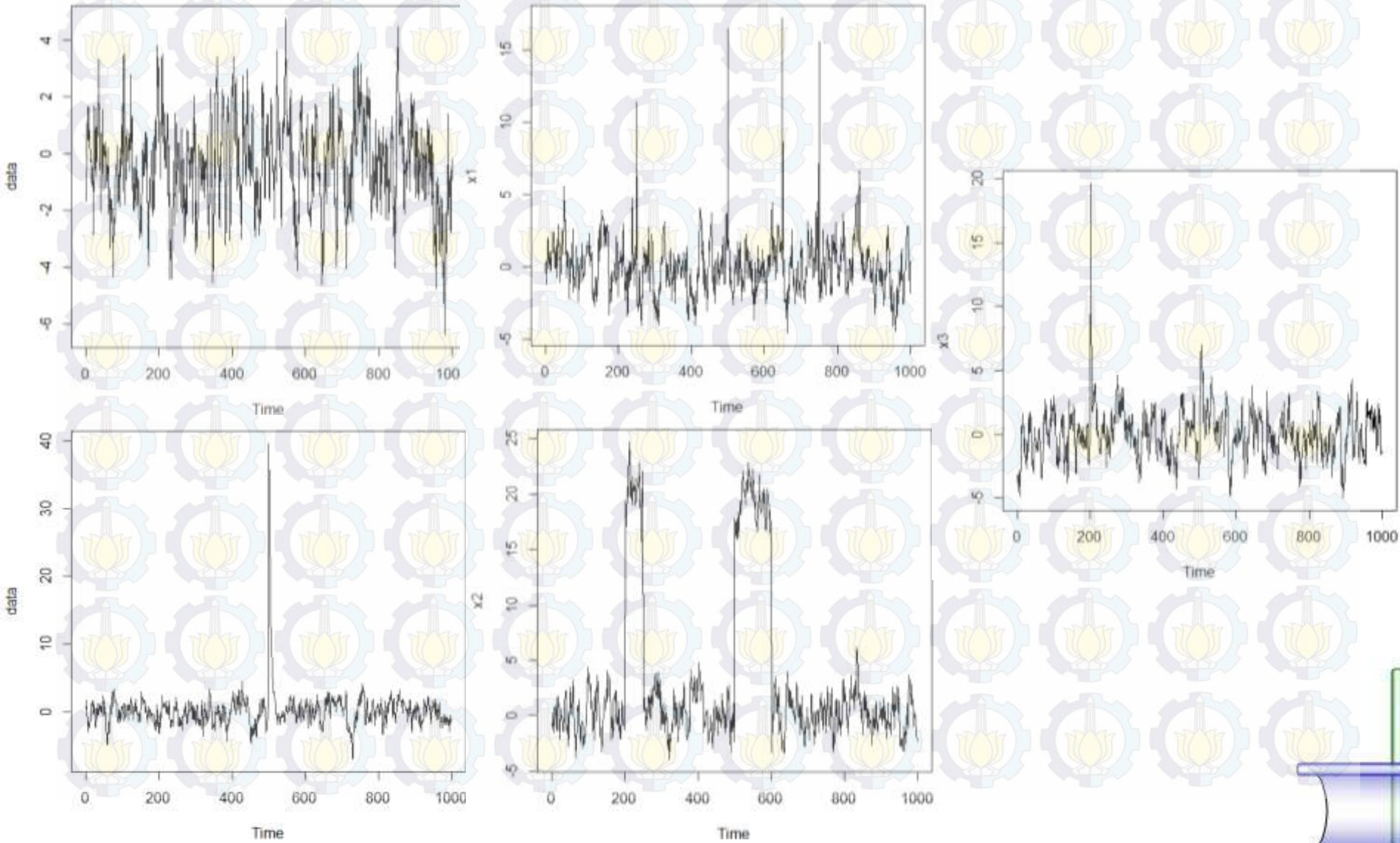
Phi	n = 200					n = 1000				
	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,2	0,909	0,916	1,000	0,809	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,878	Nonlinier Long Memory
0,5	0,578	0,593	1,000	0,864	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,889	Nonlinier Long Memory
0,8	0,238	0,230	0,868	0,945	Linier Long Memory	1,000	1,000	0,997	0,926	Nonlinier Long Memory
-0,2	1,000	1,000	1,000	0,769	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,890	Nonlinier Long Memory
-0,5	1,000	1,000	1,000	0,759	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,906	Nonlinier Long Memory
-0,8	1,000	1,000	1,000	0,762	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,922	Nonlinier Long Memory

Phi	ARIMA TC									
	n = 200					n = 1000				
	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,2	0,310	0,354	1,000	0,322	Linier Long Memory	0,987	0,950	1,000	0,149	Nonlinier Long Memory
0,5	0,020	0,047	1,000	0,334	Linier Long Memory	0,032	0,048	1,000	0,235	Linier Long Memory
0,8	0,597	0,638	1,000	0,451	Nonlinier Long Memory	0,999	0,943	1,000	0,497	Nonlinier Long Memory
-0,2	0,999	0,996	1,000	0,311	Nonlinier Long Memory	1,000	0,996	1,000	0,136	Nonlinier Long Memory
-0,5	1,000	1,000	1,000	0,314	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,161	Nonlinier Long Memory
-0,8	1,000	1,000	1,000	0,318	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,186	Nonlinier Long Memory

Phi	ARIMA IO									
	n = 200					n = 1000				
	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,2	0,049	0,060	0,925	0,092	Linier Long Memory	0,017	0,022	0,992	0,087	Linier Long Memory
0,5	0,023	0,061	1,000	0,367	Linier Long Memory	0,003	0,018	1,000	0,231	Linier Long Memory
0,8	0,036	0,062	1,000	0,668	Linier Long Memory	0,005	0,016	1,000	0,547	Linier Long Memory
-0,2	0,040	0,050	0,081	-0,078	Linier Short Memory	0,030	0,031	0,193	-0,035	Linier Short Memory
-0,5	0,005	0,019	0,000	-0,184	Linier Short Memory	0,001	0,021	0,038	-0,066	Linier Short Memory
-0,8	0,000	0,008	0,001	-0,180	Linier Short Memory	0,000	0,013	0,000	-0,095	Linier Short Memory

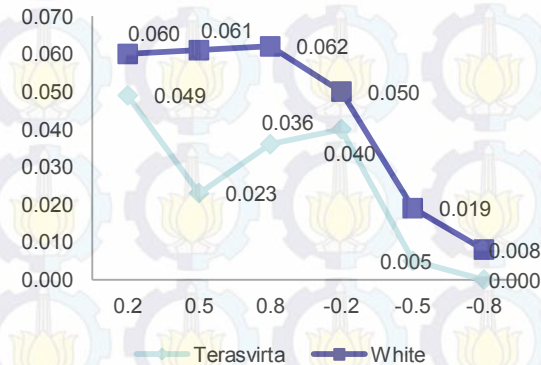
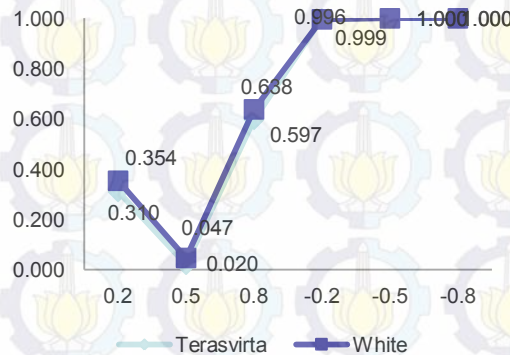
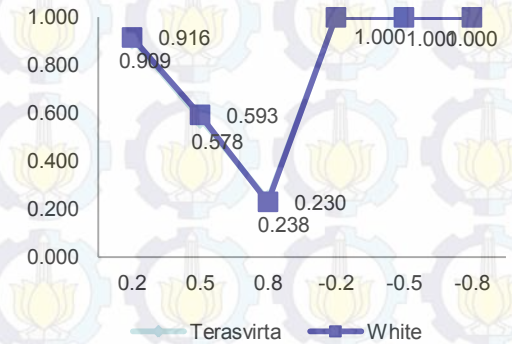
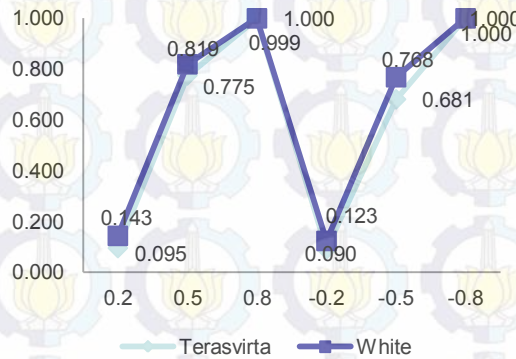
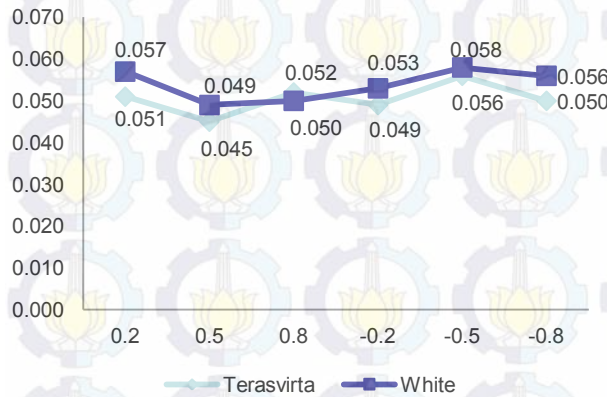
Time Series Plot ARIMA

ANALISIS DAN PEMBAHASAN



Grafik ARIMA

ANALISIS DAN PEMBAHASAN



ARFIMA CLEAN											
Phi	d	n = 200					n = 1000				
		Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,2	0,2	0,056	0,053	0,999	0,312	Linier Long Memory	0,067	0,065	1,000	0,265	Linier Long Memory
0,2	0,3	0,054	0,062	1,000	0,413	Linier Long Memory	0,095	0,097	1,000	0,369	Linier Long Memory
0,2	0,4	0,077	0,087	1,000	0,514	Linier Long Memory	0,143	0,146	1,000	0,471	Linier Long Memory
0,5	0,2	0,042	0,045	1,000	0,539	Linier Long Memory	0,055	0,058	1,000	0,439	Linier Long Memory
0,5	0,3	0,037	0,048	1,000	0,643	Linier Long Memory	0,061	0,067	1,000	0,540	Linier Long Memory
0,5	0,4	0,055	0,055	1,000	0,741	Linier Long Memory	0,059	0,065	1,000	0,642	Linier Long Memory
0,8	0,2	0,032	0,034	0,919	0,876	Linier Long Memory	0,029	0,034	1,000	0,762	Linier Long Memory
0,8	0,3	0,025	0,020	0,616	0,972	Linier Long Memory	0,016	0,015	0,997	0,861	Linier Long Memory
0,8	0,4	0,015	0,015	0,256	1,057	Linier Long Memory	0,006	0,007	0,816	0,961	Linier Long Memory
-0,2	0,2	0,055	0,062	0,893	0,122	Linier Long Memory	0,051	0,053	1,000	0,161	Linier Long Memory
-0,2	0,3	0,071	0,059	0,988	0,225	Linier Long Memory	0,068	0,078	1,000	0,262	Linier Long Memory
-0,2	0,4	0,066	0,074	0,998	0,320	Linier Long Memory	0,166	0,172	1,000	0,364	Linier Long Memory
-0,5	0,2	0,042	0,052	0,712	0,048	Linier Long Memory	0,048	0,050	1,000	0,131	Linier Long Memory
-0,5	0,3	0,042	0,034	0,942	0,151	Linier Long Memory	0,044	0,046	1,000	0,231	Linier Long Memory
-0,5	0,4	0,059	0,062	0,994	0,247	Linier Long Memory	0,106	0,098	1,000	0,334	Linier Long Memory
-0,8	0,2	0,074	0,085	0,566	0,014	Linier Long Memory	0,093	0,095	0,995	0,122	Linier Long Memory
-0,8	0,3	0,071	0,066	0,908	0,116	Linier Long Memory	0,082	0,078	1,000	0,222	Linier Long Memory
-0,8	0,4	0,074	0,083	0,986	0,221	Linier Long Memory	0,099	0,096	1,000	0,325	Linier Long Memory

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

ARFIMA dengan Outlier Additive

ARFIMA AO											
Phi	d	n = 200					n = 1000				
		Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,2	0,2	0,601	0,653	0,849	0,083	Nonlinier Long Memory	1,000	0,997	1,000	0,195	Nonlinier Long Memory
0,2	0,3	0,871	0,907	0,955	0,144	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,281	Nonlinier Long Memory
0,2	0,4	0,974	0,992	0,983	0,199	Nonlinier Long Memory	1,000	0,999	1,000	0,373	Nonlinier Long Memory
0,5	0,2	0,988	0,993	0,986	0,201	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,347	Nonlinier Long Memory
0,5	0,3	0,999	1,000	0,996	0,275	Nonlinier Long Memory	1,000	0,999	1,000	0,437	Nonlinier Long Memory
0,5	0,4	1,000	1,000	0,998	0,344	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,534	Nonlinier Long Memory
0,8	0,2	1,000	1,000	1,000	0,446	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,643	Nonlinier Long Memory
0,8	0,3	1,000	1,000	1,000	0,526	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,737	Nonlinier Long Memory
0,8	0,4	1,000	1,000	1,000	0,609	Nonlinier Long Memory	0,995	0,994	1,000	0,837	Nonlinier Long Memory
-0,2	0,2	0,011	0,040	0,584	0,010	Linier Long Memory	0,037	0,052	0,987	0,100	Linier Long Memory
-0,2	0,3	0,063	0,108	0,762	0,052	Linier Long Memory	0,676	0,683	1,000	0,181	Nonlinier Long Memory
-0,2	0,4	0,359	0,432	0,898	0,104	Linier Long Memory	0,999	0,995	1,000	0,266	Nonlinier Long Memory
-0,5	0,2	0,285	0,376	0,446	-0,016	Linier Short Memory	1,000	0,994	0,949	0,069	Nonlinier Long Memory
-0,5	0,3	0,098	0,136	0,645	0,023	Linier Long Memory	0,701	0,694	1,000	0,143	Nonlinier Long Memory
-0,5	0,4	0,023	0,054	0,826	0,069	Linier Long Memory	0,084	0,113	1,000	0,220	Linier Long Memory
-0,8	0,2	0,996	0,998	0,373	-0,025	Nonlinier Short Memory	1,000	1,000	0,909	0,055	Nonlinier Long Memory
-0,8	0,3	0,980	0,987	0,558	0,005	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	0,996	0,121	Nonlinier Long Memory
-0,8	0,4	0,902	0,918	0,721	0,041	Nonlinier Long Memory	1,000	0,999	1,000	0,193	Nonlinier Long Memory

ARFIMA dengan Outlier Level Shift

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Phi	d	ARFIMA LS									
		n = 200					n = 1000				
		Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,2	0,2	0,695	0,711	0,999	0,850	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,889	Nonlinier Long Memory
0,2	0,3	0,493	0,507	0,995	0,872	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,896	Nonlinier Long Memory
0,2	0,4	0,379	0,383	0,990	0,890	Linier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,902	Nonlinier Long Memory
0,5	0,2	0,350	0,349	0,968	0,906	Linier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,900	Nonlinier Long Memory
0,5	0,3	0,250	0,255	0,931	0,926	Linier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,913	Nonlinier Long Memory
0,5	0,4	0,169	0,159	0,848	0,951	Linier Long Memory	0,994	0,986	0,995	0,920	Nonlinier Long Memory
0,8	0,2	0,122	0,121	0,587	0,987	Linier Long Memory	0,844	0,839	0,956	0,953	Nonlinier Long Memory
0,8	0,3	0,105	0,092	0,418	1,011	Linier Short Memory	0,365	0,332	0,821	0,970	Linier Long Memory
0,8	0,4	0,086	0,072	0,278	1,033	Linier Short Memory	0,138	0,087	0,584	0,994	Linier Long Memory
-0,2	0,2	0,988	0,990	1,000	0,808	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,901	Nonlinier Long Memory
-0,2	0,3	0,951	0,954	0,999	0,828	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,904	Nonlinier Long Memory
-0,2	0,4	0,829	0,840	0,998	0,851	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,911	Nonlinier Long Memory
-0,5	0,2	1,000	1,000	1,000	0,798	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,916	Nonlinier Long Memory
-0,5	0,3	0,998	0,998	1,000	0,818	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,920	Nonlinier Long Memory
-0,5	0,4	0,999	0,998	1,000	0,839	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,925	Nonlinier Long Memory
-0,8	0,2	1,000	1,000	1,000	0,803	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,931	Nonlinier Long Memory
-0,8	0,3	1,000	1,000	1,000	0,820	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,934	Nonlinier Long Memory
-0,8	0,4	1,000	1,000	1,000	0,845	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	0,999	0,939	Nonlinier Long Memory

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

ARFIMA dengan Outlier Temporary Change

Phi	d	ARFIMA TC									
		n = 200					n = 1000				
		Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,2	0,2	0,036	0,049	1,000	0,339	Linier Long Memory	0,093	0,107	1,000	0,262	Linier Long Memory
0,2	0,3	0,012	0,044	1,000	0,359	Linier Long Memory	0,139	0,159	1,000	0,339	Linier Long Memory
0,2	0,4	0,144	0,200	1,000	0,394	Linier Long Memory	0,857	0,805	1,000	0,426	Nonlinier Long Memory
0,5	0,2	0,160	0,221	1,000	0,390	Linier Long Memory	0,845	0,768	1,000	0,395	Nonlinier Long Memory
0,5	0,3	0,510	0,556	1,000	0,442	Nonlinier Long Memory	0,997	0,946	1,000	0,484	Nonlinier Long Memory
0,5	0,4	0,808	0,837	1,000	0,496	Nonlinier Long Memory	1,000	0,963	1,000	0,578	Nonlinier Long Memory
0,8	0,2	0,976	0,969	1,000	0,580	Nonlinier Long Memory	1,000	0,964	1,000	0,684	Nonlinier Long Memory
0,8	0,3	0,999	0,985	1,000	0,652	Nonlinier Long Memory	0,999	0,912	1,000	0,783	Nonlinier Long Memory
0,8	0,4	0,998	0,961	1,000	0,730	Nonlinier Long Memory	0,955	0,784	1,000	0,875	Nonlinier Long Memory
-0,2	0,2	0,818	0,843	1,000	0,318	Nonlinier Long Memory	1,000	0,993	1,000	0,203	Nonlinier Long Memory
-0,2	0,3	0,456	0,504	1,000	0,328	Nonlinier Long Memory	0,986	0,938	1,000	0,262	Nonlinier Long Memory
-0,2	0,4	0,151	0,172	1,000	0,347	Linier Long Memory	0,406	0,403	1,000	0,334	Linier Long Memory
-0,5	0,2	1,000	1,000	1,000	0,321	Nonlinier Long Memory	1,000	0,996	1,000	0,199	Nonlinier Long Memory
-0,5	0,3	0,996	0,999	1,000	0,326	Nonlinier Long Memory	1,000	0,996	1,000	0,246	Nonlinier Long Memory
-0,5	0,4	0,892	0,910	1,000	0,333	Nonlinier Long Memory	1,000	0,984	1,000	0,304	Nonlinier Long Memory
-0,8	0,2	1,000	1,000	1,000	0,328	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,209	Nonlinier Long Memory
-0,8	0,3	1,000	1,000	1,000	0,328	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,244	Nonlinier Long Memory
-0,8	0,4	1,000	1,000	1,000	0,335	Nonlinier Long Memory	1,000	0,996	1,000	0,293	Nonlinier Long Memory

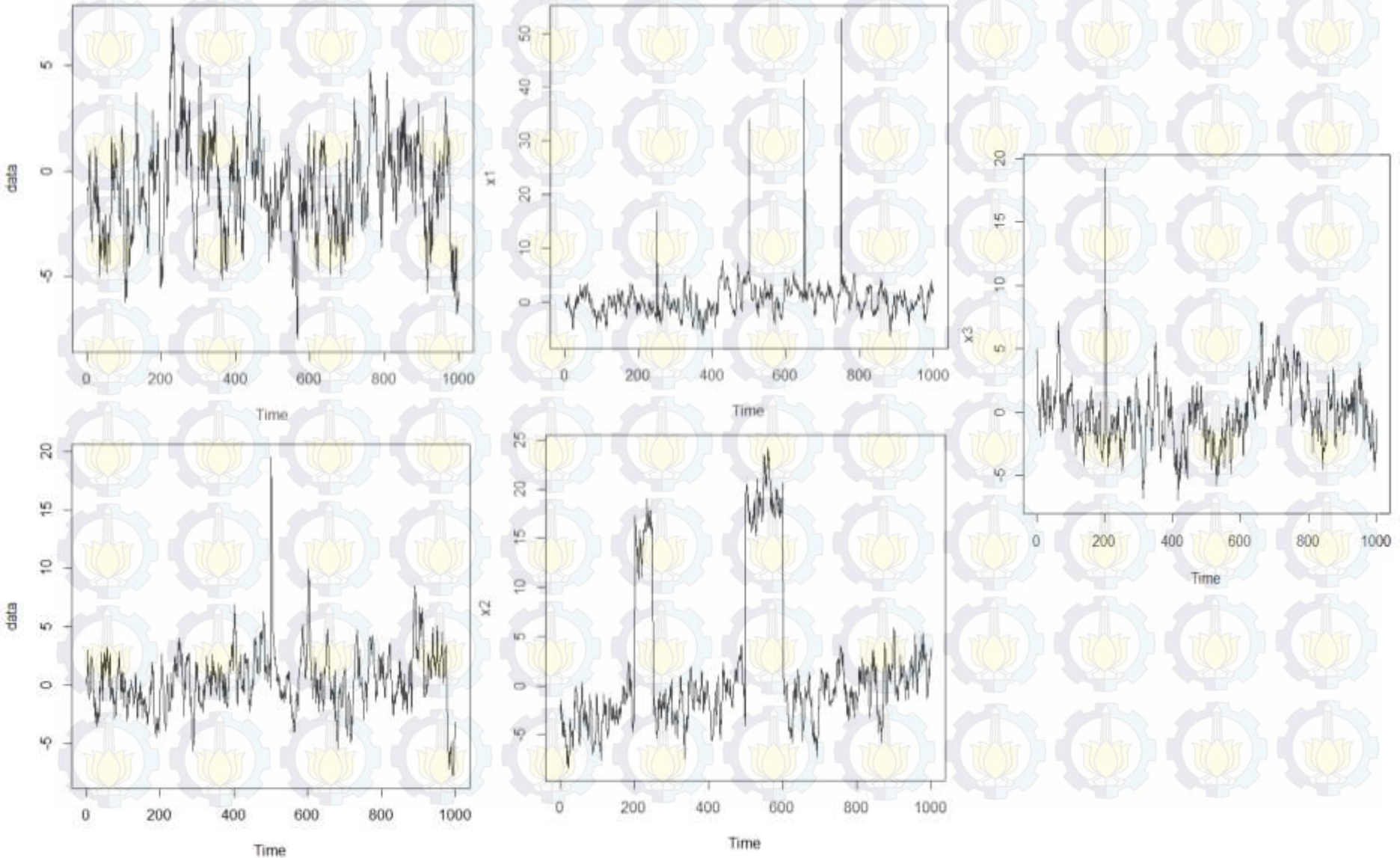
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

ARFIMA dengan Outlier Innovational

Phi	d	ARFIMA IO									
		n = 200					n = 1000				
		Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,2	0,2	0,150	0,183	0,964	0,133	Linier Long Memory	0,985	0,812	1,000	0,217	Nonlinier Long Memory
0,2	0,3	0,616	0,611	0,994	0,190	Nonlinier Long Memory	1,000	0,929	1,000	0,315	Nonlinier Long Memory
0,2	0,4	0,769	0,787	1,000	0,275	Nonlinier Long Memory	1,000	0,977	1,000	0,401	Nonlinier Long Memory
0,5	0,2	0,063	0,151	1,000	0,384	Linier Long Memory	0,917	0,761	1,000	0,398	Nonlinier Long Memory
0,5	0,3	0,363	0,443	1,000	0,405	Linier Long Memory	1,000	0,953	1,000	0,490	Nonlinier Long Memory
0,5	0,4	0,636	0,706	1,000	0,494	Nonlinier Long Memory	1,000	0,974	1,000	0,571	Nonlinier Long Memory
0,8	0,2	0,053	0,125	1,000	0,713	Linier Long Memory	0,202	0,328	1,000	0,717	Linier Long Memory
0,8	0,3	0,152	0,254	0,990	0,794	Linier Long Memory	0,863	0,620	1,000	0,810	Nonlinier Long Memory
0,8	0,4	0,446	0,436	0,960	0,822	Linier Long Memory	0,810	0,486	0,980	0,896	Nonlinier Long Memory
-0,2	0,2	0,178	0,189	0,238	-0,048	Linier Short Memory	0,942	0,794	0,999	0,122	Nonlinier Long Memory
-0,2	0,3	0,373	0,390	0,551	0,004	Linier Long Memory	1,000	0,917	1,000	0,206	Nonlinier Long Memory
-0,2	0,4	0,826	0,822	0,851	0,073	Nonlinier Long Memory	1,000	0,985	1,000	0,298	Nonlinier Long Memory
-0,5	0,2	0,048	0,069	0,033	-0,129	Linier Short Memory	0,559	0,614	0,972	0,082	Nonlinier Long Memory
-0,5	0,3	0,134	0,234	0,288	-0,043	Linier Short Memory	0,999	0,941	1,000	0,182	Nonlinier Long Memory
-0,5	0,4	0,721	0,809	0,485	-0,004	Nonlinier Short Memory	1,000	0,985	1,000	0,261	Nonlinier Long Memory
-0,8	0,2	0,000	0,004	0,041	-0,112	Linier Short Memory	0,001	0,097	0,945	0,067	Linier Long Memory
-0,8	0,3	0,002	0,080	0,066	-0,109	Linier Short Memory	0,964	0,871	1,000	0,169	Nonlinier Long Memory
-0,8	0,4	0,432	0,532	0,309	-0,044	Linier Short Memory	0,998	0,989	1,000	0,264	Nonlinier Long Memory

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Time Series Plot ARFIMA



ANALISIS DAN PEMBAHASAN

LSTAR Tanpa Outlier

			LSTAR CLEAN									
Gamma	alpha1	alpha2	n = 200					n = 1000				
			Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,5	0,2	-0,2	0,070	0,070	0,338	-0,042	Linier Short Memory	0,126	0,129	0,293	-0,023	Linier Short Memory
	0,5	-0,5	0,167	0,161	0,124	-0,099	Linier Short Memory	0,670	0,646	0,119	-0,050	Nonlinier Short Memory
	0,8	-0,8	0,444	0,441	0,055	-0,141	Linier Short Memory	0,989	0,987	0,065	-0,068	Nonlinier Short Memory
5	0,2	-0,2	0,106	0,127	0,326	-0,043	Linier Short Memory	0,370	0,411	0,319	-0,021	Linier Short Memory
	0,5	-0,5	0,475	0,512	0,156	-0,088	Linier Short Memory	0,987	0,994	0,148	-0,045	Nonlinier Short Memory
	0,8	-0,8	0,886	0,897	0,062	-0,138	Nonlinier Short Memory	1,000	1,000	0,041	-0,071	Nonlinier Short Memory
10	0,2	-0,2	0,104	0,106	0,318	-0,043	Linier Short Memory	0,349	0,397	0,326	-0,020	Linier Short Memory
	0,5	-0,5	0,442	0,483	0,123	-0,094	Linier Short Memory	0,985	0,991	0,127	-0,046	Nonlinier Short Memory
	0,8	-0,8	0,865	0,895	0,056	-0,140	Nonlinier Short Memory	1,000	1,000	0,045	-0,071	Nonlinier Short Memory

LSTAR Dengan Outlier Additive dan Level Shift

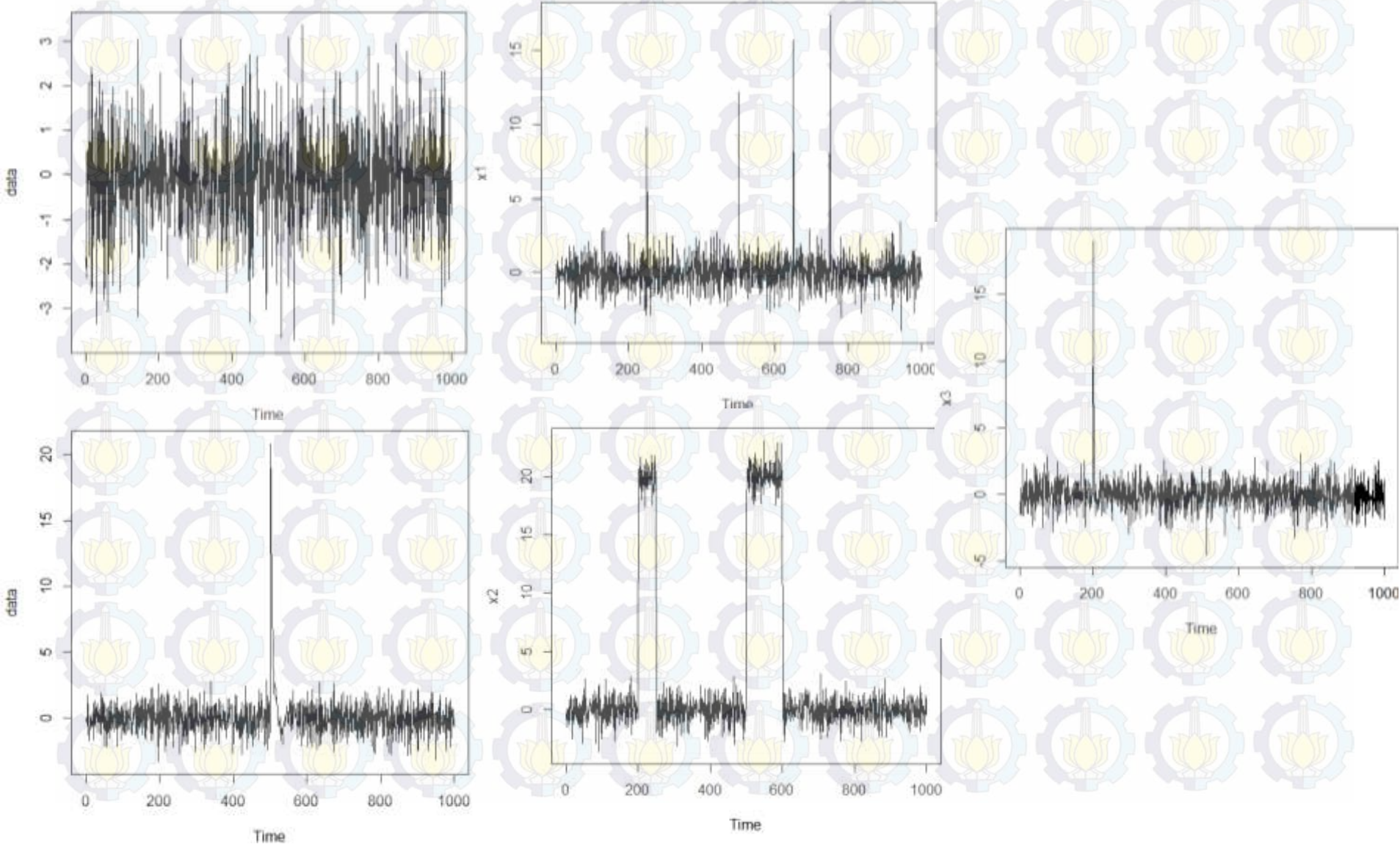
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

			LSTAR AO									
Gamma	alpha1	alpha2	n = 200					n = 1000				
			Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,5	0,2	-0,2	0,026	0,054	0,255	-0,044	Linier Short Memory	0,159	0,261	0,333	-0,017	Linier Short Memory
	0,5	-0,5	0,101	0,183	0,196	-0,051	Linier Short Memory	0,913	0,963	0,227	-0,030	Linier Short Memory
	0,8	-0,8	0,312	0,518	0,135	-0,063	Linier Short Memory	1,000	0,998	0,183	-0,035	Nonlinier Short Memory
5	0,2	-0,2	0,029	0,051	0,268	-0,042	Linier Short Memory	0,160	0,368	0,351	-0,016	Linier Short Memory
	0,5	-0,5	0,079	0,206	0,209	-0,053	Linier Short Memory	0,881	0,984	0,260	-0,028	Nonlinier Short Memory
	0,8	-0,8	0,171	0,523	0,157	-0,064	Linier Short Memory	0,996	0,999	0,153	-0,039	Nonlinier Short Memory
10	0,2	-0,2	0,028	0,058	0,261	-0,044	Linier Short Memory	0,181	0,378	0,367	-0,014	Linier Short Memory
	0,5	-0,5	0,071	0,180	0,196	-0,056	Linier Short Memory	0,884	0,982	0,259	-0,026	Nonlinier Short Memory
	0,8	-0,8	0,180	0,478	0,160	-0,063	Linier Short Memory	0,997	0,999	0,132	-0,040	Nonlinier Short Memory

			LSTAR LS									
Gamma	alpha1	alpha2	n = 200					n = 1000				
			Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,5	0,2	-0,2	0,999	0,997	1,000	0,777	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,885	Nonlinier Long Memory
	0,5	-0,5	0,999	0,999	1,000	0,766	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,892	Nonlinier Long Memory
	0,8	-0,8	1,000	1,000	1,000	0,757	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,898	Nonlinier Long Memory
5	0,2	-0,2	0,999	0,999	1,000	0,773	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,885	Nonlinier Long Memory
	0,5	-0,5	1,000	0,999	1,000	0,764	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,889	Nonlinier Long Memory
	0,8	-0,8	1,000	1,000	1,000	0,751	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,890	Nonlinier Long Memory
10	0,2	-0,2	0,998	0,998	1,000	0,776	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,884	Nonlinier Long Memory
	0,5	-0,5	1,000	1,000	1,000	0,765	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,889	Nonlinier Long Memory
	0,8	-0,8	1,000	1,000	1,000	0,752	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,889	Nonlinier Long Memory

Gamma	alpha1	alpha2	LSTAR TC									
			n = 200					n = 1000				
			Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,5	0,2	-0,2	0,961	0,961	1,000	0,317	Nonlinier Long Memory	1,000	0,996	0,999	0,134	Nonlinier Long Menmemory
	0,5	-0,5	0,998	0,998	1,000	0,312	Nonlinier Long Memory	1,000	0,998	1,000	0,141	Nonlinier Long Menmemory
	0,8	-0,8	1,000	1,000	1,000	0,309	Nonlinier Long Memory	1,000	0,999	1,000	0,147	Nonlinier Long Menmemory
5	0,2	-0,2	0,956	0,960	1,000	0,312	Nonlinier Long Memory	1,000	0,996	0,999	0,133	Nonlinier Long Menmemory
	0,5	-0,5	0,987	0,991	1,000	0,312	Nonlinier Long Memory	1,000	0,996	1,000	0,135	Nonlinier Long Menmemory
	0,8	-0,8	0,999	0,999	1,000	0,305	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,137	Nonlinier Long Menmemory
10	0,2	-0,2	0,956	0,946	1,000	0,309	Nonlinier Long Memory	1,000	0,996	1,000	0,133	Nonlinier Long Menmemory
	0,5	-0,5	0,996	0,996	1,000	0,309	Nonlinier Long Memory	1,000	0,996	1,000	0,135	Nonlinier Long Menmemory
	0,8	-0,8	1,000	1,000	1,000	0,304	Nonlinier Long Memory	1,000	0,999	1,000	0,135	Nonlinier Long Menmemory

Gamma	alpha1	alpha2	LSTAR IO									
			n = 200					n = 1000				
			Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,5	0,2	-0,2	0,264	0,335	0,981	0,096	Linier Long Memory	0,999	0,912	0,743	0,022	Nonlinier Long Memory
	0,5	-0,5	0,994	0,995	1,000	0,350	Nonlinier Long Memory	1,000	0,995	1,000	0,139	Nonlinier Long Memory
	0,8	-0,8	1,000	1,000	1,000	0,637	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,495	Nonlinier Long Memory
5	0,2	-0,2	0,286	0,376	0,994	0,114	Linier Long Memory	0,999	0,898	0,763	0,026	Nonlinier Long Memory
	0,5	-0,5	0,931	0,960	1,000	0,312	Nonlinier Long Memory	1,000	0,997	1,000	0,180	Nonlinier Long Memory
	0,8	-0,8	1,000	1,000	1,000	0,677	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,452	Nonlinier Long Memory
10	0,2	-0,2	0,192	0,268	0,986	0,115	Linier Long Memory	0,998	0,873	0,706	0,019	Nonlinier Long Memory
	0,5	-0,5	0,943	0,958	1,000	0,350	Nonlinier Long Memory	1,000	0,994	1,000	0,156	Nonlinier Long Memory
	0,8	-0,8	1,000	1,000	1,000	0,630	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,451	Nonlinier Long Memory



FI-LSTAR CLEAN

d	Gamma	Alpha1	Alpha2	n = 200				n = 1000						
				Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	
0,2	0,5	0,2	-0,2	0,074	0,079	0,963	0,162	Linier long Memory	0,166	0,159	1,000	0,182	Linier long Memory	
		0,5	-0,5	0,143	0,151	0,895	0,107	Linier long Memory	0,608	0,587	1,000	0,154	Nonlinier Long Memory	
		0,8	-0,8	0,335	0,325	0,775	0,065	Linier long Memory	0,956	0,947	1,000	0,134	Nonlinier Long Memory	
	5	0,2	-0,2	0,107	0,112	0,952	0,162	Linier long Memory	0,408	0,443	1,000	0,181	Linier long Memory	
		0,5	-0,5	0,422	0,461	0,879	0,116	Linier long Memory	0,987	0,993	0,998	0,157	Nonlinier Long Memory	
		0,8	-0,8	0,819	0,851	0,783	0,073	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	0,995	0,128	Nonlinier Long Memory	
	10	0,2	-0,2	0,130	0,137	0,962	0,167	Linier long Memory	0,365	0,404	1,000	0,182	Linier long Memory	
		0,5	-0,5	0,382	0,413	0,887	0,116	Linier long Memory	0,982	0,989	1,000	0,156	Nonlinier Long Memory	
		0,8	-0,8	0,804	0,834	0,798	0,074	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	0,999	0,134	Nonlinier Long Memory	
	0,5	0,2	-0,2	0,102	0,092	0,995	0,262	Linier long Memory	0,190	0,181	1,000	0,281	Linier long Memory	
		0,5	-0,5	0,157	0,159	0,991	0,216	Linier long Memory	0,684	0,663	1,000	0,257	Nonlinier Long Memory	
		0,8	-0,8	0,279	0,292	0,959	0,172	Linier long Memory	0,954	0,943	1,000	0,239	Nonlinier Long Memory	
0,3	5	0,2	-0,2	0,125	0,140	0,993	0,264	Linier long Memory	0,417	0,458	1,000	0,283	Linier long Memory	
		0,5	-0,5	0,442	0,481	0,983	0,216	Linier long Memory	0,988	0,993	1,000	0,261	Nonlinier Long Memory	
		0,8	-0,8	0,812	0,846	0,955	0,176	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,238	Nonlinier Long Memory	
	10	0,2	-0,2	0,115	0,120	0,998	0,272	Linier long Memory	0,412	0,431	1,000	0,284	Linier long Memory	
		0,5	-0,5	0,433	0,471	0,981	0,223	Linier long Memory	0,989	0,993	1,000	0,260	Nonlinier Long Memory	
		0,8	-0,8	0,779	0,802	0,966	0,181	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,237	Nonlinier Long Memory	
	0,5	0,2	-0,2	0,111	0,112	0,999	0,368	Linier long Memory	0,271	0,271	1,000	0,385	Linier long Memory	
		0,5	-0,5	0,188	0,201	1,000	0,319	Linier long Memory	0,742	0,737	1,000	0,362	Nonlinier Long Memory	
		0,8	-0,8	0,361	0,352	1,000	0,284	Linier long Memory	0,963	0,953	1,000	0,343	Nonlinier Long Memory	
	0,4	5	0,2	-0,2	0,132	0,147	1,000	0,370	Linier long Memory	0,447	0,471	1,000	0,385	Linier long Memory
			0,5	-0,5	0,459	0,491	0,998	0,330	Linier long Memory	0,958	0,965	1,000	0,365	Nonlinier Long Memory
			0,8	-0,8	0,752	0,768	0,992	0,292	Nonlinier Long Memory	1,000	0,998	1,000	0,346	Nonlinier Long Memory
10	0,2	-0,2	0,126	0,135	1,000	0,376	Linier long Memory	0,410	0,442	1,000	0,385	Linier long Memory		
	0,5	-0,5	0,460	0,480	0,999	0,327	Linier long Memory	0,968	0,966	1,000	0,364	Nonlinier Long Memory		
	0,8	-0,8	0,751	0,781	0,995	0,290	Nonlinier Long Memory	0,996	0,993	1,000	0,348	Nonlinier Long Memory		

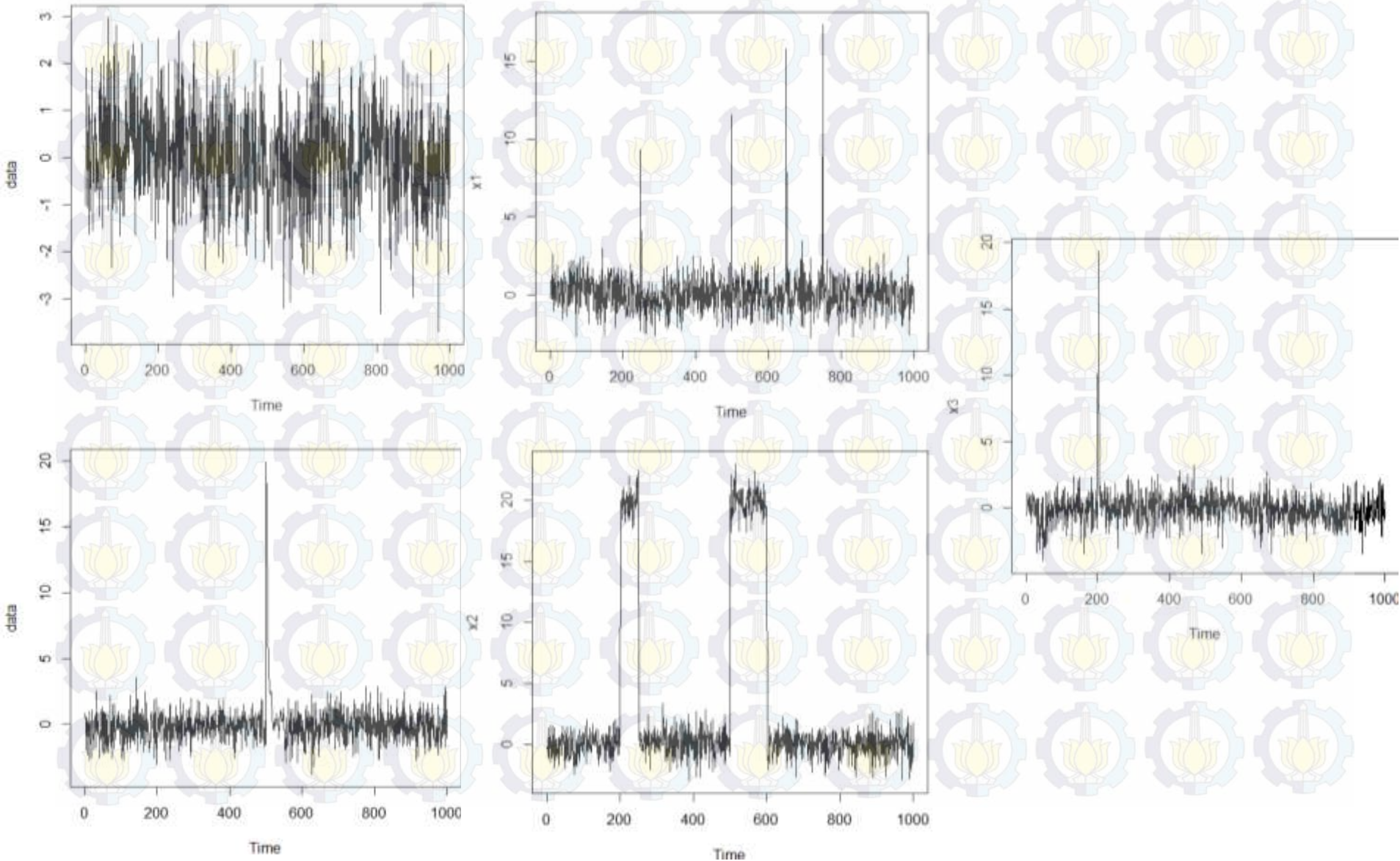
d	Gamma	Alpha1	Alpha2	FI-LSTAR AO									
				n = 200					n = 1000				
				Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,2	0,5	0,2	-0,2	0,051	0,094	0,660	0,026	Linier long Memory	0,588	0,574	0,996	0,120	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,019	0,036	0,564	0,008	Linier long Memory	0,120	0,317	0,986	0,095	Linier long Memory
		0,8	-0,8	0,063	0,148	0,490	-0,006	Linier Short Memory	0,744	0,936	0,961	0,079	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,045	0,077	0,651	0,023	Linier long Memory	0,676	0,704	0,998	0,121	Nonlinier Long Memory
0,2	5	0,5	-0,5	0,012	0,076	0,586	0,007	Linier long Memory	0,532	0,896	0,988	0,098	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,026	0,202	0,493	-0,004	Linier Short Memory	0,881	0,998	0,958	0,078	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,042	0,087	0,651	0,023	Linier long Memory	0,652	0,677	0,998	0,119	Nonlinier Long Memory
		10	-0,5	0,014	0,054	0,523	0,001	Linier long Memory	0,507	0,863	0,996	0,099	Nonlinier Long Memory
0,3	0,5	0,8	-0,8	0,032	0,191	0,484	-0,004	Linier Short Memory	0,859	0,993	0,969	0,080	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,247	0,308	0,838	0,074	Linier long Memory	0,995	0,985	1,000	0,202	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,060	0,101	0,758	0,050	Linier long Memory	0,730	0,765	1,000	0,177	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,019	0,071	0,713	0,034	Linier long Memory	0,500	0,807	1,000	0,154	Nonlinier Long Memory
0,3	5	0,2	-0,2	0,286	0,343	0,840	0,074	Linier long Memory	0,995	0,993	1,000	0,202	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,110	0,174	0,753	0,051	Linier long Memory	0,927	0,983	1,000	0,178	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,061	0,250	0,723	0,041	Linier long Memory	0,934	0,998	0,998	0,157	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,260	0,322	0,831	0,070	Linier long Memory	0,997	0,990	1,000	0,201	Nonlinier Long Memory
0,4	10	0,5	-0,5	0,096	0,177	0,754	0,053	Linier long Memory	0,938	0,984	1,000	0,179	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,048	0,211	0,698	0,034	Linier long Memory	0,929	0,999	0,999	0,159	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,624	0,658	0,944	0,127	Linier long Memory	1,000	0,999	1,000	0,288	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,306	0,363	0,901	0,099	Linier long Memory	0,988	0,985	1,000	0,263	Nonlinier Long Memory
0,4	0,5	0,8	-0,8	0,124	0,187	0,862	0,085	Linier long Memory	0,870	0,949	1,000	0,239	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,637	0,683	0,931	0,122	Nonlinier Long Memory	1,000	0,999	1,000	0,289	Nonlinier Long Memory
		5	-0,5	0,395	0,466	0,879	0,105	Linier Long Memory	0,983	0,988	1,000	0,268	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,278	0,442	0,865	0,090	Linier Long Memory	0,990	0,997	1,000	0,246	Nonlinier Long Memory
0,4	10	0,2	-0,2	0,636	0,681	0,929	0,124	Nonlinier Long Memory	1,000	0,998	1,000	0,287	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,394	0,467	0,907	0,108	Linier Long Memory	0,986	0,988	1,000	0,265	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,256	0,425	0,861	0,089	Linier Long Memory	0,977	1,000	1,000	0,243	Nonlinier Long Memory

FI-LSTAR LS													
d	Gamma	Alpha1	Alpha2	n = 200				n = 1000					
				Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,2	0,5	0,2	-0,2	0,957	0,958	1,000	0,815	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,895	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,994	0,995	1,000	0,808	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,901	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	1,000	1,000	1,000	0,798	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,908	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,965	0,964	1,000	0,819	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,893	Nonlinier Long Memory
	5	0,5	-0,5	0,988	0,987	1,000	0,807	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,899	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,999	0,999	1,000	0,795	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,900	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,953	0,952	1,000	0,820	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,894	Nonlinier Long Memory
		10	-0,5	0,989	0,989	1,000	0,805	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,898	Nonlinier Long Memory
	10	0,8	-0,8	1,000	1,000	1,000	0,794	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,899	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,872	0,886	0,999	0,839	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,902	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,967	0,968	1,000	0,827	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,906	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,996	0,996	1,000	0,820	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,912	Nonlinier Long Memory
0,3	5	0,2	-0,2	0,850	0,858	1,000	0,838	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,899	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,949	0,947	0,999	0,829	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,904	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,988	0,989	1,000	0,816	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,906	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,855	0,860	0,998	0,836	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,899	Nonlinier Long Memory
	10	0,5	-0,5	0,945	0,949	1,000	0,826	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,903	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,988	0,989	1,000	0,817	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,905	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,675	0,686	1,000	0,855	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,906	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,831	0,838	0,997	0,849	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,912	Nonlinier Long Memory
	0,5	0,8	-0,8	0,948	0,946	1,000	0,839	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,918	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,680	0,689	1,000	0,857	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,905	Nonlinier Long Memory
		5	-0,5	0,818	0,826	0,999	0,848	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,909	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,904	0,908	0,999	0,840	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,912	Nonlinier Long Memory
0,4	10	0,2	-0,2	0,677	0,685	0,998	0,859	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,906	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,836	0,840	1,000	0,851	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,911	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,929	0,931	0,999	0,840	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,912	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,677	0,685	0,998	0,859	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,906	Nonlinier Long Memory

FI-LSTAR TC

d	Gamma	Alpha1	Alpha2	n = 200				n = 1000					
				Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,2	0,5	0,2	-0,2	0,474	0,543	1,000	0,321	Linier Long Memory	0,997	0,956	1,000	0,210	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,841	0,885	1,000	0,322	Nonlinier Long Memory	1,000	0,995	1,000	0,199	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,989	0,990	1,000	0,318	Nonlinier Long Memory	1,000	0,998	1,000	0,196	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,440	0,525	1,000	0,325	Linier Long Memory	0,997	0,975	1,000	0,211	Nonlinier Long Memory
	5	0,5	-0,5	0,779	0,874	1,000	0,320	Nonlinier Long Memory	1,000	0,997	1,000	0,200	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,931	0,976	1,000	0,316	Nonlinier Long Memory	1,000	0,999	1,000	0,188	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,449	0,540	1,000	0,326	Linier Long Memory	0,997	0,969	1,000	0,211	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,779	0,869	1,000	0,317	Nonlinier Long Memory	1,000	0,994	1,000	0,200	Nonlinier Long Memory
	10	0,8	-0,8	0,923	0,959	1,000	0,317	Nonlinier Long Memory	1,000	0,999	1,000	0,190	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,184	0,241	1,000	0,332	Linier Long Memory	0,695	0,696	1,000	0,274	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,493	0,620	1,000	0,332	Nonlinier Long Memory	0,996	0,966	1,000	0,258	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,874	0,912	1,000	0,327	Nonlinier Long Memory	1,000	0,993	1,000	0,247	Nonlinier Long Memory
0,3	5	0,2	-0,2	0,169	0,240	1,000	0,335	Linier Long Memory	0,668	0,762	1,000	0,277	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,416	0,596	1,000	0,333	Linier Long Memory	0,986	0,987	1,000	0,259	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,725	0,869	1,000	0,326	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,246	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,160	0,207	1,000	0,336	Linier Long Memory	0,687	0,767	1,000	0,274	Nonlinier Long Memory
	10	0,5	-0,5	0,428	0,609	1,000	0,331	Linier Long Memory	0,974	0,981	1,000	0,262	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,700	0,833	1,000	0,327	Nonlinier Long Memory	0,999	0,999	1,000	0,246	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,041	0,066	1,000	0,357	Linier Long Memory	0,158	0,234	1,000	0,351	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,202	0,295	1,000	0,349	Linier Long Memory	0,681	0,787	1,000	0,331	Nonlinier Long Memory
	0,5	0,8	-0,8	0,540	0,679	1,000	0,341	Nonlinier Long Memory	0,948	0,976	1,000	0,317	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,046	0,090	1,000	0,357	Linier Long Memory	0,234	0,402	1,000	0,355	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,187	0,330	0,999	0,349	Linier Long Memory	0,796	0,908	1,000	0,336	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,453	0,670	0,999	0,344	Linier Long Memory	0,962	0,981	1,000	0,319	Nonlinier Long Memory
0,4	10	0,2	-0,2	0,044	0,083	1,000	0,358	Linier Long Memory	0,244	0,362	1,000	0,348	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,221	0,371	1,000	0,348	Linier Long Memory	0,809	0,920	1,000	0,336	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,446	0,639	1,000	0,339	Nonlinier Long Memory	0,967	0,990	1,000	0,317	Nonlinier Long Memory

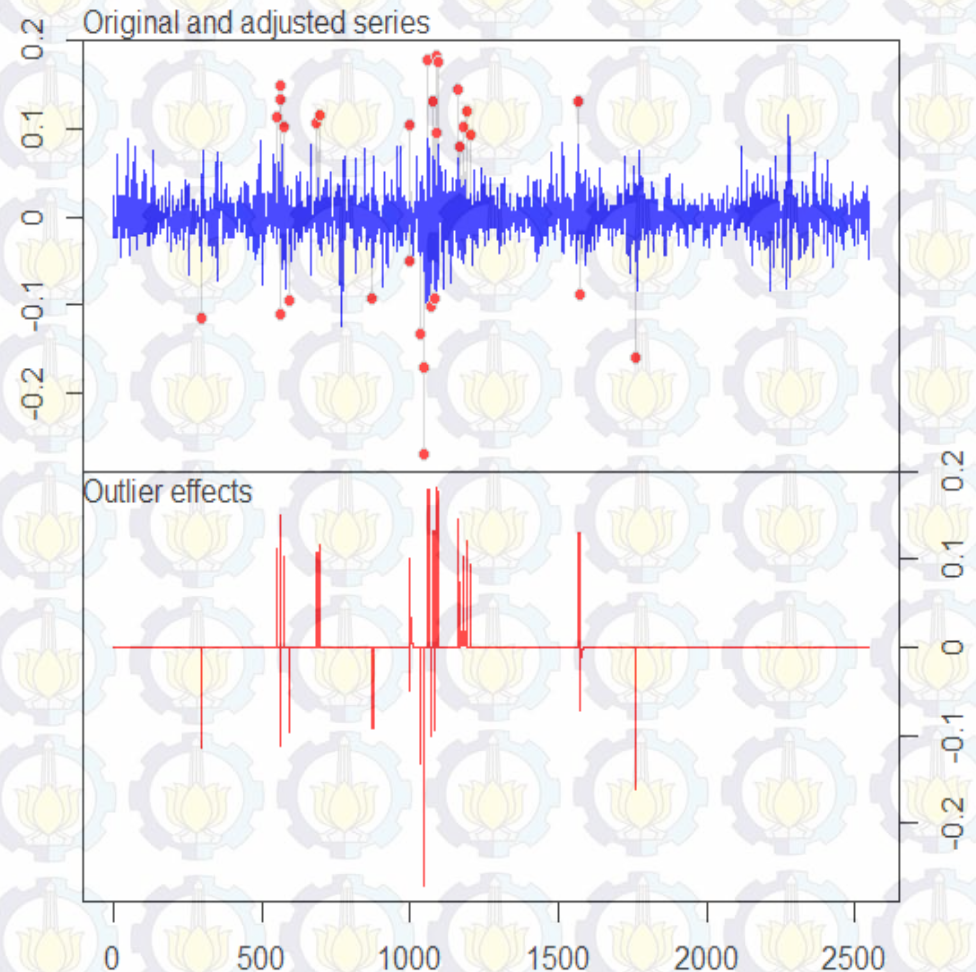
FI-LSTAR IO													
d	Gamma	Alpha1	Alpha2	n = 200				n = 1000					
				Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data	Terasvirta	White	GPH	Mean GPH	Data
0,2	0,5	0,2	-0,2	0,057	0,059	0,963	0,117	Linier Long Memory	0,113	0,122	1,000	0,1463557	Linier Long Memory
		0,5	-0,5	0,705	0,777	1,000	0,306	Nonlinier Long Memory	1,000	0,984	1,000	0,2087852	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	1,000	1,000	1,000	0,654	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,4783969	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,053	0,069	0,990	0,142	Linier Long Memory	0,213	0,269	1,000	0,142714	Linier Long Memory
	5	0,5	-0,5	0,537	0,686	1,000	0,325	Nonlinier Long Memory	1,000	0,994	1,000	0,1820706	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	1,000	1,000	1,000	0,689	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,4373371	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,050	0,052	0,951	0,101	Linier Long Memory	0,19	0,242	1,000	0,1476584	Linier Long Memory
		0,5	-0,5	0,568	0,692	1,000	0,329	Nonlinier Long Memory	1,000	0,994	1,000	0,1962211	Nonlinier Long Memory
	10	0,8	-0,8	0,999	1,000	1,000	0,646	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,4291595	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,098	0,118	0,990	0,154	Linier Long Memory	0,277	0,257	1,000	0,2330063	Linier Long Memory
		0,5	-0,5	0,246	0,322	1,000	0,316	Nonlinier Long Memory	0,998	0,951	1,000	0,2499261	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,922	0,997	1,000	0,661	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,480399	Nonlinier Long Memory
0,3	5	0,2	-0,2	0,100	0,115	0,980	0,154	Nonlinier Long Memory	0,499	0,531	1,000	0,2175261	Linier Long Memory
		0,5	-0,5	0,412	0,579	1,000	0,346	Linier Long Memory	0,996	0,986	1,000	0,2555609	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,994	0,994	1,000	0,707	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,4777804	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,052	0,064	0,996	0,175	Linier Long Memory	0,453	0,474	1,000	0,227367	Linier Long Memory
	10	0,5	-0,5	0,247	0,403	1,000	0,335	Linier Long Memory	0,997	0,993	1,000	0,2634595	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,963	0,976	1,000	0,637	Nonlinier Long Memory	1,000	0,999	1,000	0,470681	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,293	0,343	0,986	0,183	Linier Long Memory	0,981	0,916	1,000	0,3226094	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,152	0,244	1,000	0,370	Linier Long Memory	0,779	0,712	1,000	0,3246872	Nonlinier Long Memory
	0,5	0,8	-0,8	0,911	0,924	1,000	0,688	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,4988004	Nonlinier Long Memory
		0,2	-0,2	0,295	0,315	0,999	0,216	Linier Long Memory	0,995	0,949	1,000	0,3224953	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,108	0,250	1,000	0,336	Linier Long Memory	0,876	0,896	1,000	0,3296563	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,739	0,804	1,000	0,663	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,5158705	Nonlinier Long Memory
0,4	10	0,2	-0,2	0,266	0,289	0,998	0,224	Linier Long Memory	0,997	0,954	1,000	0,3209489	Nonlinier Long Memory
		0,5	-0,5	0,152	0,250	1,000	0,383	Linier Long Memory	0,819	0,895	1,000	0,3302211	Nonlinier Long Memory
		0,8	-0,8	0,717	0,753	1,000	0,689	Nonlinier Long Memory	1,000	1,000	1,000	0,4788379	Nonlinier Long Memory



Pengujian Long Memory dan Linieritas

Bank	GPH Estimator			Terasvirta			White				
	Bandwith = 0,8	lag 1	lag 2	lag 3	lag 4	lag 5	lag 1	lag 2	lag 3	lag 4	lag 5
BCA	-0,051	0,379	0,059	0,000	0,000	0,000	0,348	0,195	0,460	0,245	0,387
BNI	0,043	0,066	0,002	0,000	< 2,2e-16	< 2,2e-16	0,056	0,026	0,000	0,005	0,014
BRI	-0,018	0,002	0,000	0,000	< 2,2e-16	< 2,2e-16	0,009	0,109	0,015	0,470	0,096
Danamon	-0,044	0,091	0,141	0,000	0,000	< 2,2e-16	0,046	0,004	0,370	0,249	0,024
Mandiri	-0,040	0,001	0,000	0,000	0,000	< 2,2e-16	0,218	0,152	0,152	0,070	0,048

	type	ind	time	coefhat	tstat
1	AO	296	296	-0,115	-5,004
2	AO	551	551	0,113	4,925
3	AO	562	562	0,150	6,556
4	AO	563	563	0,133	5,791
5	AO	564	564	-0,111	-4,857
6	AO	575	575	0,103	4,506
7	AO	593	593	-0,095	-4,162
8	AO	687	687	0,107	4,674
9	AO	696	696	0,116	5,083
10	AO	874	874	-0,093	-4,059
11	TC	998	998	0,101	5,78
12	AO	1000	1000	-0,099	-4,076
13	AO	1034	1034	-0,132	-5,775
14	AO	1045	1045	-0,271	-11,818
15	AO	1047	1047	-0,172	-7,504
16	AO	1062	1062	0,179	7,818
17	AO	1070	1070	-0,101	-4,414
18	AO	1080	1080	0,132	5,771
19	AO	1082	1082	-0,094	-4,084
20	AO	1087	1087	0,095	4,162
21	AO	1091	1091	0,182	7,961
22	AO	1095	1095	0,177	7,726
23	AO	1161	1161	0,145	6,324
24	TC	1166	1166	0,075	4,555
25	TC	1177	1177	0,105	6,142
26	AO	1192	1192	0,120	5,219
27	AO	1204	1204	0,093	4,064
28	AO	1569	1569	0,131	5,711
29	TC	1570	1570	-0,072	-4,417
30	AO	1761	1761	-0,161	-7,013



Pemodelan ARFIMA

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Model ARFIMA

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
d	0,098	0,019	5,223	0,000
AR (1)	0,549	0,023	23,510	< 2e-16
MA (1)	0,641	0,022	28,641	< 2e-16

$$(1 - \phi_1 B)(1 - B)^d y_t = (1 - \theta_1 B)a_t$$

$$(1 - 0,549B)(1 - B)^d y_t = (1 - 0,641B)a_t$$

$$(y_t - 0,549y_{t-1})(1 - B)^{0,098} = a_t - 0,641a_{t-1}$$

Pengujian White Noise

X-Squared	df	P-Value
79,433	36	4,102e-05

Tidak White Noise

Pengujian Distribusi Normal

D	P-Value
0,460	< 2,2e-16

Tidak Berdistribusi Normal

Ramalan

Data ke-	Ramalan
2549	0,000981176
2550	0,000947986
2551	0,000761935
2552	0,000639992
...	...
2588	0,004246291
2589	0,020965128
2590	0,000000000
MSE	0,04%
RMSE	2,01%

Model LSTAR

Parameter	t_{hitung}	P-value	AIC
delay = 1			
$\phi_{1,1} = -0.076$	-0.9253	0.3548	-18372
$\phi_{1,2} = 0.096$	1.1217	0.2620	
$\gamma = 39.077$	0.9107	0.3625	
$c = -0.064$	-1.5924	0.1113	

$$y_t = -0,076y_{t-1} \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-39,077(y_{t-1} - +0,064)}} \right) + 0,096y_{t-1} \frac{1}{1 + e^{-39,077(y_{t-1} - +0,064)}} + a_t$$

Pengujian White Noise

X-Squared	df	P-Value
89,344	36	1,987e-06

Tidak White Noise

Pengujian Distribusi Normal

D	P-Value
0,998	< 2,2e-16

Tidak Berdistribusi Normal

Ramalan

Data ke-	Ramalan
2549	-1,11E-04
2550	-1,40E-06
2551	-1,77E-08
2552	-2,23E-10
...	...
2588	-9,97E-79
2589	-1,26E-80
2590	-1,59E-82
MSE	0,04%
RMSE	2,01%

Model FILSTAR

Parameter	t_{hitung}	P-value	AIC
delay = 1			
$\phi_{1,1} = -0.125$	-0.145	0.146	-18376
$\phi_{1,2} = 0.098$	1.106	0.269	
$\gamma = 36.539$	1.039	0.299	
$c = -0.073$	-1.868	0.062	

$$\dot{y}_t = -0,125\dot{y}_{t-1} \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-36,539(\dot{y}_{t-1} + 0,073)}} \right) + 0,098 \frac{1}{1 + e^{-36,539(\dot{y}_{t-1} + 0,073)}} + a_t$$

$$\dot{y}_t = (1 - B)^d y_t$$

Pengujian White Noise

L-Jung Box	df	P-Value
84,723	36	8,371e-06

Tidak White Noise

Pengujian Distribusi Normal

D	P-Value
0,460	< 2,2e-16

Tidak Berdistribusi Normal

Ramalan

Data ke-	Ramalan
2549	5,10E-04
2550	-1,66E-05
2551	5,39E-07
2552	-1,76E-08
...	...
2588	-5,09E-62
2589	1,66E-63
2590	-5,40E-65
MSE	0,04%
RMSE	2,01%

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Perbandingan Metode ARFIMA, LSTAR, FILSTAR

Model	Kriteria Kebaikan Model		Asumsi	
	MSE	RMSE	White Noise	Distribusi Normal
ARFIMA (1,0.098,1)	0,04%	2,01%	Tidak White Noise	Tidak Berdistribusi Normal
LSTAR	0,04%	2,01%	Tidak White Noise	Tidak Berdistribusi Normal
FILSTAR	0,04%	2,01%	Tidak White Noise	Tidak Berdistribusi Normal

Hasil dari penerapan terhadap return saham Bank Negara Indonesia sesuai dengan hasil dari simulasi.

Kesimpulan

- Uji terasvirta dan uji white robust digunakan untuk mendeteksi kelinieran data yang mengikuti proses ARIMA dan ARFIMA tanpa outlier pada semua parameter yang ditentukan baik untuk sampel kecil maupun sampel besar. Sedangkan untuk data yang mengikuti proses LSTAR dan FILSTAR tanpa adanya outlier, uji terasvirta dan uji white robust digunakan ketika parameter $\gamma = 5$ dan 10 dengan α_1 dan $\alpha_2 = 0,8$ dan $-0,8$ untuk sampel kecil, sedangkan untuk sampel besar robust digunakan ketika $\gamma = 0,5, 5$ dan 10 dengan α_1 dan $\alpha_2 = 0,5$ dan $-0,5, 0,8$ dan $-0,8$. Pada model FILSTAR hal itu berlaku untuk semua d yang ditentukan.
- Adanya efek outlier dapat mempengaruhi power dari uji terasvirta dan uji white sehingga mempengaruhi kesimpulan dari deteksi saat data tanpa outlier. Data bangkitan yang mengikuti proses ARIMA, ARFIMA, LSTAR dan FILSTAR dapat berubah sifat yang semula linier menjadi nonlinier, yang semula nonlinier dapat berubah menjadi linier.
- Uji GPH estimator robust digunakan untuk mendeteksi data yang mengikuti proses ARIMA tanpa outlier saat $\phi = -0,2, -0,5$ dan $-0,8$, sedangkan pada data yang mengikuti proses ARFIMA, LSTAR dan FILSTAR tanpa outlier uji GPH estimator robust digunakan pada semua parameter yang ditentukan baik untuk sampel kecil maupun sampel besar.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

- Efek outlier dapat mempengaruhi power dari uji GPH estimator sehingga mempengaruhi kesimpulan dari deteksi saat data tanpa outlier. Data bangkitan yang mengikuti proses ARIMA, ARFIMA, LSTAR dan FILSTAR dapat berubah sifat yang semula short memory menjadi long memory, yang semula long memory dapat berubah menjadi short memory.
- Hasil simulasi menunjukkan bahwa untuk mendeteksi kelinieran data bangkitan yang mengikuti proses ARIMA, ARFIMA, LSTAR dan FILSTAR lebih robust menggunakan uji white daripada uji terasvirta. Hal ini terlihat dari power uji white yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan power uji terasvirta pada semua parameter yang digunakan.
- Pemodelan dari data *return* saham Bank Negara Inonesia didapatkan bahwa model ARFIMA lebih baik dalam *fitting model* daripada model LSTAR dan FILSTAR karena semua parameternya signifikan dan memiliki nilai MSE dan RMSE sebesar 2,01% dan 0,04%. Hasil dari penerapan terhadap return saham Bank Negara Indonesia sesuai dengan hasil dari simulasi yang telah dibahas sebelumnya yaitu jika data yang mengikuti proses linier long memory (ARFIMA) ditambahkan dengan outlier additive, uji terasvirta dan uji white tidak robust lagi digunakan untuk mendeteksi kelinieran dari data bangkitan yang mengikuti proses ARFIMA karena dapat mempengaruhi kesimpulan dari deteksi sebelumnya yaitu linier long memory menjadi nonlinier long memory.

Saran

- Sebaiknya menggunakan uji white untuk mendeteksi krlinieran dari suatu data yang mengikuti proses *time series* karena sudah terbukti dari hasil simulasi bahwa uji white memiliki power yang lebih tinggi dari uji terasvirta.
- Pada penelitian selanjutnya disarankan agar menggunakan uji lain untuk menguji kelinieritasan dari data serta menggunakan uji selain uji GPH estimator untuk menguji proses long memory.
- Pada penelitian selanjutnya juga disarankan agar menggunakan contoh penerapan yang lebih banyak lagi.

Daftar Pustaka

- Aranda, R., & Jaramillo, P. (2008). *Nonlinear Dynamic In The Chilean Stock Market: Evidence From Returns And Trading Volume*. Chile: Central Bank of Chile Working Papers.
- Barkoulas, J. T., Baum, C. F., & Travlos, N. (2000). Long memory in the Greek stock market. *Applied Financial in Economics* 10(2) , 177-184.
- Barnett, W., Gallant, A., Hinnich, M., Jungeilges, J., aplan, D., & Jensen, M. (1997). A Single-Blind Controlled Competition Among Tests for nonlinierity and Chaos. *Journal of Econometrics* (82) , 157-192.
- Benamar, A. (2009). A FI-STAR Approach to the Purchasing Power Parity in the North African Countries. *Journal of International Business Research*, Vol. 2, No. 3 , 136-147.
- Boutahar, M., Mootamri, I., & Peguin-Feissolle, A. (2007). *An exponential FISTAR model applied to the US real effective exchange rate*. Marseille: Groupement de Recherche en Economie.
- Brock, W., Dechert, W., Scheinkman, J., & LeBaron, B. (1996). A Test for Independence Based on The Correlation Dimension. *Econometric Reviews* (15) , 197-235.
- Caporale, G. M., & Gil-Alana, L. A. (2010). Long Memory and Fractional Integration. *Discussion Papers of DIW Berlin are indexed in RePEc and SSRN*.
- Cheung, Y. and K. Lai, 1995, A search for long memory in international stock market returns, *Journal of International Money and Finance* 14, 597-615.
- Chu, P. K. K. (2001). Using BDS Statistics to Detect Nonlinearity in Time Series. Conference Paper, University of Macau. Online.
(http://umir.umac.mo/jspui/handle/123456789/13015?mode=full&submit_simple>Show+full+item+record, diakses Selasa, 30 Juli 2014, pukul 11:50 WIB).

Daftar Pustaka

- Cont, R. (2005). *Long Range Dependence in Financial Markets*. France: Centre de Mathématiques appliquées, Ecole Polytechnique.
- Crato, N., 1994, Some international evidence regarding the stochastic behavior of stock returns, *Applied Financial Economics* 4, 33-39.
- Crato, N. (1994). Some international evidence regarding the stochastic behavior. *Applied Financial Economics* 4, 33-39.
- Crato, N., & Ray, B. (2000). Memory in Returns and Volatilities of Futures' Contracts. *The Journal of Futures Market* 20(6), 525-543.
- Danilenko, S. (2009). Long-Term Memory Effect in stock Prices Analysis. *Journal of Economics and Management*, 151-155.
- Diebold, F., & Inoue, C. (2001). Long Memory and regime Switching. *Journal of Econometrics*, 105(1), 131-159.
- Ding, Z., Granger, W., & Engle, R. F. (1993). A Long Memory Property of Stock Market Returns and A New Model. *Journal of Empirical Finance* 1, 83-106.
- Eitelman, P. S., & Vitanza, J. T. (2008). *International Finance Discussion Papers No. 956*.
- Fama, E., & French, K. (1988). Permanent and temporary components of stock prices. *Journal of Political Economy* 96(2), 246-273.
- Geweke, J., & Hudak, S. P. (1983). The Estimation and Application of Long Memory Time Series Models. *Journal of Time series Analysis* 4, 221-237.
- Goodwin, P. (2009). New Evidence on the Value of Combining Forecasts. *Winter Issue* 12, 33-35.

Daftar Pustaka

- Gujarati, D. (2003). *Basic Econometric, 4th edition*. New York: McGraw Hill.
- Hinich, M. J., & Patterson, D. M. (1985). Evidence of Nonlinierity in Daily Stock Returns. *Journal of Business and Economic Statistics No. 3*, 69-77.
- Hosking, J. (1981). Fractional differencing. *Biometrika 68(1)*, 165-176.
- Isfan, M., Mendes, D. A., & Menezes, R. (2007). *FORECASTING FINANCIAL TIME SERIES BY USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*. Portugal: Department of Statistical Methodology, INE, Avenida António José de Almeida.
- Kapetanios, G., Labhard, V., & Price, S. (2005). Forecasting Using Bayesian and Information Theoritic Model Averaging: an Application to UK Inflation. *Working Paper No. 268. United Kingdom: Bank of England*.
- Kapetanios, G., Labhard, V., & Price, S. (Working Paper No. 323. United Kingdom: Bank of England). Forecasting Using Bayesian and Information Theoritic Model Averaging: an Application to UK Inflation. *Working Paper No. 268. United Kingdom: Bank of England's suite of Statistical Forecasting Model*.
- Kuswanto, H., & Sibbertsen, P. (2007). Can we distinguish between common nonlinear time series distinguish between common nonlinear time series. *Discussion Paper no. 178, Leibniz Hannover University, Germany*.
- Kuswanto, H., & Sibbertsen, P. (2011). A new Test Against Spurious Long Memory Using Temporal Aggregation. *Journal of Statistical Computation and Simulation, i-first Published on 17 January 2011*, DOI:10.1080/00949655.2010.483231.

Daftar Pustaka

- Kuswanto, H., & Sibertsen, P. (2008). A Study on purious Long Memory in Nonlinier Time Series Models. *Applied Mathematical Science*, 2(55) , 2713-2734.
- Kuswanto, H., & Sibertsen, P. (2008). A study on spurious long memory in nonlinear time series models. *Applied Mathematical Science*, 2(55) , 2713-2734.
- Liu, M. (2000). Modelling long Memory in Stock Market Volatility. *Journal of Econometrics* 99 , 139-171.
- Lo, A. (1991). Long-Term Memory in Stock Market Prices. *Journal of Econometrics* 59 , 1279-1313.
- Makridakis, S. & M. Hibbon, (2000). "The M3-Competition : result, conclusion and implication". *International Journal of Forecasting* 16(1) : 451-476.
- Schmidt-Mohr, U. (1996). *Volatility Forecasting with Nonlinear and Linear Time Series Models: A Comparison*. Bleichstr: LGT Asset Managemen.
- Sewell, M. (2011). *Characterization of Financial Time Series*. UCL DEPARTMENT OF SCIENCE.
- Shittu, O. I., & Yaya, O. S. (2010). On fractionally integrated logistic smooth transitions in time series. *AMERICAN JOURNAL OF SCIENTIFIC AND INDUSTRIAL RESEARCH* 1(3) , 439-447.
- Smallwood, A. D. (2008). Measuring the persistence of deviations from purchasing power parity with a fractionally integrated STAR model. *Journal of International Money and Finance* 27 , 1161-1176.
- Suhartono. (2008). New Procedures for Model Selection in Feedforward Neural Networks for Time Series Forecasting. *Jurnal Ilmu Dasar*, Vol. 9 No. 2 , 104-113.
- Terasvirta, T., Lin, C.-F. dan Granger, C.W.J. (1993). Power of the Neural Networks Linearity Test,. *Journal of Time Series Analysis*, 14, hal.159-171.
- Wei, W. W. S. (2006). Time Series Analysis Second Edition: Univariate and Multivariate Methods (2nd eds). New York, United States of America: Pearson Education.

Daftar Pustaka

- Wojtowicz, T., & Gurgul, H. (2009). *Long Memory of Volatility Measures in Time Series*. Poland: Department of Economics and Econometrics, Faculty of Management, University of Science and Technology.
- Zivot, E., & Wang, J. (2006). *Modelling Financial Time Series Models with S-plus*. New York: Springer.



TERIMAKASIH

*“success is not only found in what we achieve, but
also in what we try to achieve...”*